

UM ESTUDO DE OUTPUTS INDESEJÁVEIS EM DEA COM APLICAÇÃO NO SETOR DE DISTRIBUIÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA

Pâmela Botelho Tschaffon

Universidade Federal Fluminense
Mestrado em Engenharia de Produção, Niterói, Rio de Janeiro.
pamtschaffon@yahoo.com.br

Lidia Angulo Meza

Universidade Federal Fluminense
Engenharia de Produção, Volta redonda, Rio de Janeiro, 22010-040, Brazil
lidia@metal.eimvr.uff.br

RESUMO

O presente artigo discorre sobre o tratamento de outputs indesejáveis na Análise Envoltória de Dados (DEA), através de um levantamento bibliográfico sobre o tema, sendo expostas e discutidas algumas abordagens para o tratamento de tais variáveis indesejáveis. Neste sentido, são realizadas comparações entre tais abordagens, expondo os pontos positivos e negativos de cada uma. São testadas quatro abordagens distintas no Estudo de Caso, que consiste na avaliação da eficiência de vinte distribuidoras de energia elétrica brasileiras. É considerado para cálculo da eficiência destas empresas um conjunto de variáveis, dentre elas, dois outputs indesejáveis. A fim de aumentar a discriminação das DMUs eficientes do problema, faz-se uso da Fronteira Invertida para as quatro abordagens de tratamento de outputs indesejáveis, confrontando os novos resultados obtidos.

PALAVRAS CHAVE. Análise Envoltória de Dados. Outputs Indesejáveis. Energia Elétrica.

ABSTRACT

This article discusses the treatment of undesirable outputs in Data Envelopment Analysis (DEA), through a literature on the subject, being presented and discussed some approaches to the treatment of such undesirable variables. In this sense, the study makes comparisons between these approaches, explaining the pros and cons of each. Are tested four different approaches in the Case Study, which evaluates the efficiency of twenty electricity distributors in Brazil. It is considered for calculating the efficiency of these companies a set of variables, including two undesirable outputs. In order to increase the discrimination of efficient DMUs of the problem, the Frontier Reversed is used for the four approaches to treatment of undesirable outputs, comparing the new results.

KEYWORDS. Data Envelopment Analysis, Undesirable Outputs, Electricity.

1. Introdução

A Análise Envoltória de Dados (do inglês *Data Envelopment Analysis* – DEA) é uma ferramenta matemática utilizada para a medida da eficiência de unidades produtivas. Tal ferramenta é baseada em uma técnica de programação linear proposta por Charnes, Cooper e Rhodes (Charnes et al, 1978).

DEA possibilita determinar a eficiência relativa de cada unidade produtiva em análise, comparando-a com as demais, considerando a relação entre insumos (*inputs*) e produtos (*outputs*) das unidades produtivas analisadas, denominadas DMUs (do inglês *Decision Making Units*). (Soares de Mello et al, 2003). Os modelos clássicos de DEA assumem que os *inputs* precisam ser minimizados e os *outputs* precisam ser maximizados. (Charnes et al, 1978).

Entretanto, há casos em que o conjunto de DMUs analisado reage de forma diferente desta premissa, ou seja, algum ou alguns de seus *inputs* e ou *outputs* não seguem este comportamento. Por exemplo, há casos que determinado *output* tem o comportamento de quanto menor seu valor, mais a DMU será beneficiada.

Os resultados indesejáveis de um processo produtivo, ou seja, aqueles produtos cuja produção deve ser minimizada, são denominados *outputs* indesejáveis. (Gomes, 2003). Quando há *outputs* indesejáveis no problema a ser estudado em DEA, torna-se necessário prover o correto tratamento de tais variáveis para que a eficiência das unidades produtivas seja calculada de forma correta. Neste sentido, a literatura em DEA apresenta algumas abordagens que podem ser aplicadas no tratamento de *outputs* indesejáveis.

O presente artigo discorre sobre o tratamento de *outputs* indesejáveis em DEA, sendo que é apresentado um Estudo de Caso no qual há a análise das eficiências de um grupo de vinte distribuidoras de energia elétrica brasileiras, sendo que, com base nas variáveis consideradas para cálculo da eficiência em DEA, há dois *outputs* que são considerados indesejáveis.

Embora cada distribuidora possua uma tarifa específica conforme regulação da Agência Nacional de Energia Elétrica (ANEEL) para o fornecimento de energia elétrica, e que não haja concorrência direta entre as distribuidoras, é muito importante que tais empresas busquem a redução de seus custos e a melhoria do atendimento prestado, pois tais ações garantirão a saúde econômica da distribuidora, contribuindo para a continuidade de sua concessão.

Neste sentido, torna-se interessante uma avaliação da eficiência das distribuidoras de energia elétrica, estimulando a busca pela eficiência dentro do setor, resultando em um serviço prestado com maior qualidade e menores custos, fazendo com que os consumidores sejam também beneficiados pela redução da tarifa de energia através das revisões tarifárias periódicas realizadas pela ANEEL.

Ademais, o aprofundamento e exposição de conhecimentos acerca do tratamento de *outputs* indesejáveis em DEA são de bastante valia, tendo em vista que por vezes um processo produtivo apresenta produtos indesejáveis, cuja produção deve ser minimizada, sendo que o correto tratamento de tais variáveis indesejáveis é de total importância para que a análise das unidades produtivas consideradas seja feita adequadamente. Desta forma, o presente artigo possui um caráter de orientação para leitores que desejam realizar a aplicação de DEA, considerando em seu problema *outputs* indesejáveis.

O artigo encontra-se dividido em nove seções. A primeira seção apresenta a introdução do estudo. A segunda seção trata do referencial teórico da ferramenta matemática DEA. Na terceira seção é apresentado o levantamento bibliográfico sobre os tratamentos de *outputs* indesejáveis em DEA. A quarta seção discorre sobre a aplicação da Fronteira Invertida como método de aumento de discriminação de DMUs eficientes em DEA. A quinta seção discorre sobre o Sistema Elétrico Brasileiro. A sexta seção apresenta o levantamento bibliográfico da aplicação de DEA para avaliação da eficiência de distribuidoras de energia elétrica. A sétima seção apresenta o Estudo de Caso. A oitava seção apresenta as principais conclusões. A nona seção apresenta a bibliografia utilizada para confecção do presente artigo.

2. Análise Envoltória de Dados - DEA

DEA determina a eficiência de unidades produtivas, onde não seja relevante ou não se deseja considerar somente o aspecto financeiro. (Soares de Mello et al, 2003). As DMUs do problema devem possuir unidades similares, ou seja, cada DMU deve consumir os mesmos *inputs* para produzir os mesmos *outputs*, variando somente as quantidades consumidas e produzidas por cada unidade.

Há dois modelos considerados clássicos em DEA, que são o CCR e o BCC. O modelo CCR, conhecido também como CRS (Constant Return of Scale) foi proposto por Charnes et al. (1978). Neste modelo, a avaliação da eficiência é formulada como um problema de programação linear, onde as restrições representam o conjunto de possibilidades de produção e a função objetivo expressa a máxima contração dos insumos (modelo orientado ao insumo) ou a máxima expansão do produto (modelo orientado ao produto).

O Modelo CCR trabalha com retornos constantes de escala, ou seja, qualquer variação nos *inputs* resulta em uma variação proporcional dos *outputs*. (Soares de Mello et al, 2005).

O segundo modelo clássico de DEA chama-se BCC e foi desenvolvido por Banker, Charnes e Cooper (Banker et al, 1984). Este modelo pressupõe que as unidades avaliadas (DMUs) apresentem retornos variáveis de escala, ou seja, o axioma da proporcionalidade entre *inputs* e *outputs*, que é a base do Modelo CCR, é substituído pelo axioma da Convexidade.

O Modelo BCC determina uma fronteira de eficiência que considera retornos crescentes ou decrescentes de escala. Ao obrigar que a fronteira seja convexa, o modelo BCC permite que DMUs que operam com baixos valores de *inputs* tenham retornos crescentes de escala e as que operam com altos valores tenham retornos decrescentes de escala. (Soares de Mello et al, 2005)

Assim como o Modelo CCR, o Modelo BCC apresenta também orientação a insumos (*inputs*) e orientação a produtos (*outputs*).

3. Tratamento de Outputs Indesejáveis em DEA.

Os produtos indesejáveis de um processo produtivo, ou seja, aqueles cuja produção deve ser minimizada, são denominados *outputs* indesejáveis. (Gomes, 2003). São exemplos de *outputs* a emissão de gás carbônico e outros gases poluentes em processos industriais, o total de peças defeituosas na fabricação de produtos, os voos com atrasos em companhias aéreas, as falhas na distribuição de energia elétrica, entre outros. Em todos esses exemplos, a redução dos *outputs* indesejáveis representa que a DMU em análise será beneficiada.

Ao analisar um processo, é importante que o decisor reflita sobre os *inputs* e *outputs* considerados e verifique se neste conjunto há variáveis indesejáveis, a fim de garantir que a análise das DMUs seja realizada considerando também seu comportamento nestas variáveis.

Quando há *outputs* indesejáveis no problema a ser estudado em DEA, torna-se necessário prover o correto tratamento de tais variáveis para que a eficiência das unidades produtivas seja calculada de forma correta. A seguir são apresentadas algumas abordagens que podem ser utilizadas na estruturação do modelo DEA para incorporar tais *outputs* indesejáveis.

- *Additive Inverse (ADD)*: Este método foi desenvolvido por Koopmans (1951). Nele, os *outputs* indesejáveis são transformados em *outputs* desejáveis através da troca de sinal dos valores dos *outputs*. Esta abordagem pode ser expressa pela função $f(U) = -u$.
- *Incorporating undesirable Outputs as Inputs (INP)*: Este método considera os *outputs* indesejáveis como *inputs* na estrutura do problema. Esta abordagem pode ser utilizada para modelos DEA BCC e CCR, dependendo das escalas de operação das unidades avaliadas. (Gomes, 2003)
- *Multiplicative Inverse (MLT)*: este método foi desenvolvido por Golany, Roll (1989). Para incorporar os *outputs* indesejáveis ao problema, estes são transformados em seu inverso. Esta abordagem pode ser expressa pela função $f(U) = 1/u$. Ou seja, tal abordagem utiliza o inverso do *output* indesejável como *output*. Entretanto, quando o *output* indesejável possuir valor zero, esta abordagem não pode ser utilizada.

- *Translation* ($TR\beta$): Esta alternativa de tratamento trata de transladar os valores, o que significa adicionar à abordagem *ADD* um escalar positivo, β_i , suficientemente grande, de modo que os valores resultantes sejam positivos para cada DMU. Entretanto, esta abordagem é válida somente para os modelos DEA BCC e Aditivo, tendo em vista que o modelo CCR não é invariante à translação. A função desta abordagem é $f(U) = -u + \beta$. Para utilização desta abordagem, é necessário que o decisor se certifique que o modelo DEA é invariante à translação. (Cooper et al, 2007).

Em seu artigo, Scheel (2001) confronta estas quatro abordagens com o intuito de verificar se os resultados das eficiências das DMUs permanecem os mesmos independentemente da abordagem utilizada. A análise de Scheel (2001) revela que os resultados obtidos das DMUs eficientes por *ADD* são preservados na abordagem por *INP*, assim como, se uma DMU é eficiente através da abordagem *MLT* então necessariamente permanecerá eficiente na abordagem *ADD*. Porém, uma DMU pode ser eficiente na abordagem *ADD* e não ser eficiente na abordagem *MLT*. Ou seja, a abordagem *MLT* é uma abordagem mais restritiva do que a *ADD*.

Scheel (2001) classifica estas quatro abordagens (*ADD*, *INP*, *MLT* e *TRβ*) como sendo abordagens indiretas e expõe em seu artigo uma abordagem direta, que parte da afirmação de que é impossível reduzir *outputs* indesejáveis sem haver uma redução dos *outputs* desejáveis simultaneamente. Esta abordagem é chamada “Weakly Disposable *Outputs* (*WD*)”, e apresenta a mesma idéia da abordagem exposta por Fare, Grosskopf (2004). Gomes (2003), entretanto, ressalta que esta abordagem somente deve ser utilizada se o tomador de decisão estiver certo sobre as relações técnicas entre o *output* indesejável e os demais *inputs* e *outputs* do problema.

Scheel (2001) apresenta um teorema no qual é dito que o conjunto de DMUs eficientes em um problema DEA é o mesmo para as abordagens de tratamento de *outputs* indesejáveis *ADD*, *TRβ* e *INP*. Já o conjunto de DMUs eficientes na abordagem de *MLT* está contido neste conjunto maior das outras três abordagens, porém, como dito anteriormente, uma DMU pode ser eficiente na abordagem *ADD* e não ser eficiente na abordagem *MLT*. O conjunto de DMUs eficientes na abordagem de *WD* também está contido no conjunto de DMUs eficientes nas abordagens de *ADD*, *TRβ* e *INP*.

4. Fronteira Invertida

Os modelos DEA, devido a produzirem avaliações benevolentes, geralmente resultam em um grande número de DMUs eficientes. (Angulo Meza et al, 2007). Essa benevolência consiste no fato de que DEA considera apenas algumas variáveis para cálculo de eficiência das DMUs, sendo certo que as variáveis mais favoráveis a cada DMU são geralmente exaltadas, enquanto que as variáveis desfavoráveis ganham pesos bem menores, inclusive podendo ser anuladas para o cálculo da eficiência.

Neste sentido, a Fronteira Invertida surge como um método para aumentar a discriminação das DMUs eficientes. Este tipo de fronteira, baseada na inversão de *inputs* e *outputs*, é apresentada em Yamada et al. (1994), Entani et al. (2002) e Lins et al. (2005). Este método avalia a ineficiência da unidade produtiva construindo uma fronteira composta pelas unidades com as piores práticas gerenciais, chamada de fronteira ineficiente.

Como forma de contornar o problema da baixa discriminação e a fim de ordenar as DMU's, é calculado um índice de eficiência agregado (Leta et al, 2005), conforme descrito na Equação (1), que é a média aritmética entre a eficiência em relação à fronteira original e a ineficiência em relação à fronteira invertida.

$$\text{Eficiência Composta} = \frac{\text{Eficiência Padrão} + (1 - \text{Eficiência Invertida})}{2} \quad (1)$$

Para se obter um índice em que as unidades eficientes têm o valor de 1, é feita a normalização da eficiência composta, ao dividirem-se seus valores pela maior de todas as medidas de eficiência compostas. Desta forma, para uma DMU possuir alta eficiência no cálculo

de eficiência composta, esta deve ter um elevado grau de pertinência em relação à fronteira otimista e baixo grau em relação à fronteira pessimista. Com a eficiência composta, todas as variáveis são levadas em consideração.

Além da Fronteira Invertida acompanhada do cálculo da eficiência composta, há outros métodos utilizados em DEA para aumento da discriminação das DMUs eficientes, sendo estes divididos em dois grupos: os modelos que incorporam a informação a priori do decisor, e modelos que não utilizam tal informação.

No grupo dos modelos que incorporam a informação a priori do decisor são encontrados os modelos de restrições aos pesos das variáveis, o modelo de Preferência de Estrutura (*Preference Structure Model*) e o Modelo de Análise de Eficiência do Valor (*Value efficiency analysis*).

O principal objetivo dos modelos de restrições aos pesos é estabelecer limites dentro dos quais os pesos das variáveis podem variar, preservando certa flexibilidade e incerteza sobre o valor real desses pesos. Com estas restrições aplicadas ao problema DEA, a quantidade de DMUs eficientes será reduzida, aumentando a discriminação de DEA. (Angulo Meza, Estellita Lins, 2002)

No Modelo de Preferência de Estrutura (*Preference Structure Model*) (Zhu, 1996), a meta para uma DMU ineficiente é baseada sobre esta estrutura de preferência dada pelo decisor. A meta obtida é mais significativa do que a meta obtida através dos modelos clássicos de DEA, sendo isto resultado de redução e ou incremento equiproporcional dos *inputs* e *outputs* do problema.

O Método de Análise de Eficiência do Valor (*Value efficiency analysis*) (Halme et al, 2000) foi desenvolvido como uma forma de incorporar os juízos de valor e preferências do decisor à análise das DMUs, sendo o método composto por duas fases. A primeira fase compreende a identificação da solução preferida pelo decisor, denominada “*Most Preferred Solution*” (MPS), ou seja, uma solução que o decisor prefere acima de todas as outras DMUs na fronteira eficiente, através de um Modelo de Múltiplos Objetivos. A segunda etapa consiste na determinação da fronteira com base na MPS escolhida.

No grupo de modelos que não incorporam a informação a priori do Decisor, são encontrados além da Fronteira Invertida os Modelos de Supereficiência e de Avaliação Cruzada.

O Modelo de Supereficiência compara a DMU avaliada com uma combinação linear de todas as outras DMUs da amostra, sendo que a DMU avaliada é excluída do conjunto das unidades de comparação. Assim, a eficiência obtida pode ser maior que 100%. Como este modelo permite que as DMUs obtenham eficiências superiores a 100%, ele consegue desempatar as unidades eficientes. Desta forma, esse método tem como vantagem fornecer uma discriminação entre as DMUs eficientes, sem alterar a ordenação das DMUs ineficientes. (Leta et al, 2005)

No Modelo de Avaliação Cruzada, as DMUs possuem uma avaliação própria (DEA clássico) e também são avaliadas pelas outras DMUs utilizando os pesos ótimos dados pelo modelo. Ou seja, cada DMU determina os pesos para o cálculo de seu índice de eficiência e utiliza esses pesos para determinar os índices de eficiência das outras DMUs. Enquanto em DEA clássico cada DMU é avaliada segundo seu próprio ponto de vista, na avaliação cruzada ela também é avaliada segundo os pontos de vista das outras DMUs. Com isto, a eficiência cruzada é uma média dos pontos de vista de todas as DMUs do conjunto. (Leta et al, 2005)

5. O SISTEMA ELÉTRICO BRASILEIRO – SEB

O modelo institucional do setor de energia elétrica sofreu uma forte reestruturação a partir da década de 1990. Antes dessa reestruturação, a maioria das atividades de energia elétrica era estritamente regulamentada e as companhias operadoras controladas pelo Estado (federal e estadual) e verticalizadas (atuavam em geração, transmissão e distribuição de energia).

A reforma do SEB exigiu a desverticalização das companhias em geradoras, transmissoras e distribuidoras. Com a reestruturação, as atividades de distribuição e transmissão

permaneceram totalmente regulamentadas, porém a produção das geradoras passou a ser negociada no mercado livre através de contratos bilaterais.

Com a reestruturação do SEB, os novos contratos de concessão com as distribuidoras passaram a adotar o controle pelo preço-teto (*price cap*) como estratégia de regulação das tarifas de energia elétrica, seguindo o exemplo do setor elétrico do Reino Unido. Nestes contratos de concessão, a distribuidora tem o valor da tarifa de energia atualizado anualmente e também através das revisões tarifárias periódicas, que ocorrem normalmente de quatro em quatro anos. Por último, há a possibilidade da revisão do valor da tarifa extraordinariamente, quando a distribuidora alega desequilíbrio econômico financeiro do seu contrato de concessão e este pleito é analisado e aprovado ou não pela ANEEL.

Além deste aspecto de reajuste tarifário das distribuidoras, outro papel importantíssimo da ANEEL é zelar pelo pleno atendimento e a qualidade do fornecimento de energia elétrica. Para isto, a Agência utiliza em especial dois indicadores de qualidade operacional para avaliar o serviço prestado pelas distribuidoras, que são o DEC (Duração Equivalente de Interrupção por Unidade Consumidora) e o FEC (Frequência Equivalente de Interrupção por Unidade Consumidora) que medem, respectivamente, a duração e a frequência das interrupções no fornecimento de energia. Quando a distribuidora não atinge as metas destes indicadores, a mesma pode ser multada pela Aneel.

Após a reestruturação do SEB, o setor de distribuição foi assumido, através de concessões, por empresas com diferentes perfis. No ano de 2008, o SEB possuía sessenta e três distribuidoras de energia, com portes bem variados, tanto em relação ao volume de energia consumida quanto à quantidade de consumidores atendidos.

Embora cada distribuidora possua uma tarifa específica conforme regulação da ANEEL para o fornecimento de energia elétrica, e que não haja concorrência direta entre as distribuidoras, é muito importante que tais empresas busquem a redução de seus custos e a melhoria do atendimento prestado, pois tais ações garantirão a saúde econômica da distribuidora, contribuindo para a continuidade de sua concessão.

6. Pesquisa Bibliográfica sobre a Aplicação de DEA no Setor de Distribuição de Energia Elétrica

Durante a pesquisa bibliográfica realizada, foram encontrados alguns estudos sobre a utilização de DEA para avaliação da eficiência das distribuidoras de energia elétrica no Brasil, dentre os quais cabe destacar alguns.

Pessanha et al (2004) calculam em seu artigo a eficiência de sessenta distribuidoras de energia elétrica. O Modelo DEA escolhido foi o CCR com orientação a *input*. O problema possui um único *input* que é o OPEX (do Inglês *Operational Expenditure*, que representa os custos operacionais) e considera como *outputs* o total de consumidores atendidos, o montante de energia fornecida, a extensão de rede e o índice de satisfação do consumidor (IASC). Os autores utilizam o modelo CCR, entretanto destacam que o modelo BCC não deveria ser descartado, embora o artigo não contraponha os valores de eficiência encontrados no modelo CCR com os valores que seriam obtidos como o modelo BCC. Das sessenta distribuidoras de energia avaliadas, mais de vinte por cento foram consideradas eficientes. Não foi aplicado nenhum modelo para aumento de discriminação das DMUs eficientes do problema.

Galvão (2008) analisa em sua dissertação a eficiência de trinta e três distribuidoras. Foram considerados como *inputs* o total de postes cada distribuidora, o total de transformadores instalados, a extensão de rede elétrica, o total de despesas operacionais, a quantidade de funcionários próprios e o número total de funcionários próprios e terceirizados utilizados pelas concessionárias. Como *outputs* foram considerados a área coberta pela distribuidora, o total de consumidores atendidos e a energia total fornecida. O autor utilizou os modelos DEA BCC e CCR, ambos com orientação a *input*. Foi utilizado o método da Avaliação Cruzada para cálculo da eficiência, tendo em vista a baixa discriminação das DMUs eficientes na modelagem inicial em CCR.

Resende (2002) utilizou DEA para analisar a eficiência de vinte e quatro distribuidoras de energia elétrica brasileiras. Como *inputs* foram considerados o número de empregados, a capacidade dos transformadores e a extensão de rede. Como *outputs* foram considerados a área de concessão, o total de consumidores atendidos, as vendas de energia para setores não industriais e as vendas de energia para setores não industriais. Foi utilizado o modelo BCC com orientação a *input*.

7. Estudo de Caso

No Estudo de Caso são analisadas as principais distribuidoras de energia elétrica do SEB com base no ano de 2008. Para a definição deste grupo, inicialmente foram consideradas as empresas participantes da ABRADDEE – Associação Brasileira de Distribuidoras de Energia Elétrica. As empresas participantes de tal Associação respondem por mais de noventa e oito por cento da energia consumida e do total de consumidores atendidos no ano de 2008. Deste conjunto, foram selecionadas as distribuidoras responsáveis por mais de 80% dos consumidores brasileiros atendidos e mais de 80% do consumo de energia no ano de 2008. Este seletivo grupo representa pouco mais de 30% do total das distribuidoras do SEB.

Para auxiliar na definição das variáveis do Estudo, foi realizada uma pesquisa bibliográfica de publicações a respeito da aplicação de DEA no setor de distribuição de energia elétrica, conforme detalhado na sexta Seção. Das publicações estudadas, o artigo de Pessanha et al (2004) é o que mais se aproxima ao objetivo do presente estudo, sendo que as variáveis consideradas pelos autores representam a ótica do problema estudado por eles. Os autores consideraram como *input* o OPEX e como *outputs* o total de consumidores atendidos, o montante de energia fornecida, a extensão de rede e o IASC.

Entretanto, o estudo dos autores não considera como variáveis o DEC e o FEC. Tendo em vista que tais variáveis refletem a qualidade operacional das distribuidoras, o presente estudo considera na modelagem DEA as variáveis de Pessanha, et al (2004) e inclui as variáveis DEC e FEC. Justifica-se a entrada dessas variáveis pois as mesmas refletem como a distribuidora está cumprindo seu objetivo básico, que é prover energia aos seus consumidores. Logo, o estudo considera que uma DMU não poderia ser considerada eficiente sem que fossem avaliadas tais variáveis dentro do processo de cálculo de eficiência. Desta forma, para realização da modelagem DEA no presente estudo são consideradas as seguintes variáveis:

- **OPEX:** significa o custo envolvido continuamente para manter a produção de um produto ou serviço ou para manter em funcionamento um negócio ou um determinado sistema. Neste artigo, são considerados como OPEX os gastos gerenciáveis de pessoal, material, serviços de terceiros e outros gastos gerenciáveis, segundo fonte da ANEEL (Audiência Pública 040/2010).
- **Número de Consumidores atendidos (NCONS):** É o total de consumidores atendidos por dada distribuidora de energia em um dado momento. No caso deste artigo, ao término do ano de 2008, segundo fonte da ANEEL (Audiência Pública 040/2010).
- **Consumo em TWh (CONS):** É a quantidade de energia consumida através de uma dada distribuidora em cada ano. No caso deste artigo, durante o ano de 2008, segundo fonte da ABRADDEE.
- **Extensão de Rede (REDE):** Significa a extensão de rede elétrica de cada distribuidora de energia elétrica, segundo fonte da ANEEL (Audiência Pública 040/2010).
- **DEC (Duração Equivalente de Interrupção por Unidade Consumidora):** indica o número de horas em média que um consumidor fica sem energia elétrica durante um período, geralmente mensal. O artigo considera a média do DEC do ano de 2008, segundo fonte da ABRADDEE.
- **FEC (Frequência Equivalente de Interrupção por Unidade Consumidora):** indica quantas vezes, em média, houve interrupção na unidade consumidora (residência,

comércio, indústria etc). O artigo considera a média do FEC do ano de 2008, segundo fonte da ABRADEE.

▪ **IASC (Índice Aneel de Satisfação do Consumidor):** é o resultado da pesquisa junto ao consumidor residencial que a ANEEL realiza anualmente para avaliar o grau de satisfação dos consumidores residenciais com os serviços prestados pelas distribuidoras de energia elétrica. O artigo considera o resultado do IASC do ano de 2008, conforme dados da ANEEL.

O OPEX representa os custos que cada empresa possui para manter em funcionamento seu negócio. Logo, esta variável deve ser considerada como *input* do problema. A utilização do OPEX possibilita que clientes sejam atendidos, que a energia seja distribuída e que a rede esteja em condições de operar. Além disso, a forma como cada distribuidora utiliza o OPEX reflete na avaliação de seus consumidores através do índice IASC e reflete também na continuidade da distribuição de energia, representada pelos indicadores operacionais DEC e FEC. Logo, as variáveis NCONS, CONS, REDE, DEC, FEC e IASC devem ser consideradas como *outputs* do problema.

O *input* OPEX possui perfil de que sua redução beneficia a DMU. Isso porque caso a empresa consiga manter a mesma produção com menores custos operacionais, mais lucro ela terá. Já com relação aos *outputs* NCONS, CONS, REDE e IASC, quanto maior for o seu valor, a distribuidora terá melhores resultados, considerando que os *inputs* estejam fixos. Ou seja, é muito vantajoso para a distribuidora aumentar seus números de clientes, a energia consumida, a extensão de sua rede e o índice de satisfação perante seus serviços, sem ter que despender mais gastos para garantir o funcionamento de seu negócio.

Entretanto, os *outputs* DEC e FEC possuem um comportamento diferente, pois quanto menores eles forem, melhor a distribuidora estará executando suas atividades, garantindo a continuidade da distribuição de energia elétrica. Segundo Gomes (2003), os produtos que representam um resultado indesejável de um processo produtivo, cuja produção deve ser minimizada, são caracterizados como *outputs* indesejáveis.

Dada a existência de *outputs* indesejáveis no problema a ser analisado, o Estudo de Caso desenvolverá o tratamento dos *outputs* indesejáveis através de quatro abordagens distintas, sendo elas (i) *Incorporating undesirable Outputs as Inputs (INP)*, (ii) *Additive Inverse (ADD)*, (iii) *Multiplicative Inverse (MLT)* e (iv) *Translation (TRβ)*.

A modelagem será realizada com base no modelo BCC, pois não há garantia de proporcionalidade entre o *input* e os *outputs* do problema. Ou seja, o estudo não considera que uma variação no *input* produziria variação proporcional nos *outputs*. A orientação do modelo será a *input*, pois se considera que o objetivo das empresas é diminuir seus custos de operação (OPEX). A Tabela 1 apresenta os valores de todas as variáveis consideradas na modelagem DEA.

Tabela 1 – DMUs e variáveis do Problema

DMU	Principal Estado atendido	OPEX (em milhões de reais)	DEC	FEC	CONS (em milhões)	CONS (em TWh)	IASC	Rede (em milhares de km)
ELETROPAULO	SP	965,21	9,20	5,20	5,83	33,70	65,10	41,05
AES SUL	RS	182,63	19,51	12,37	1,13	7,35	67,77	74,70
AMPLA	RJ	419,79	13,21	10,06	2,35	7,77	57,58	50,23
BANDEIRANTE	SP	281,13	11,37	6,30	1,44	8,46	67,22	27,22
CEEE	RS	306,26	24,51	16,52	1,41	6,88	61,65	66,71
CELESC	SC	701,51	14,39	10,54	2,21	14,61	63,71	112,61
CELG	GO	627,12	23,43	21,05	2,13	8,36	60,51	197,27
CELPA	PA	300,62	76,93	50,22	1,55	5,52	42,03	81,76
CELPE	PE	317,21	15,61	8,04	2,82	9,12	65,30	118,39
CEMAR	MA	154,02	27,19	16,75	1,54	3,35	48,08	79,95

CEMIG	MG	1621,13	13,66	6,53	6,69	22,44	69,68	455,44
COELBA	BA	377,55	14,01	7,01	4,41	12,92	71,35	201,86
COELCE	CE	310,64	8,18	6,78	2,63	6,99	56,51	114,97
COPEL	PR	835,41	12,23	10,73	3,52	19,63	65,50	220,79
CPFL PAULISTA	SP	459,28	6,85	5,87	3,43	19,53	73,76	89,02
CPFL PIRATININGA	SP	186,87	6,54	5,36	1,33	8,36	66,52	21,71
ELEKTRO	SP	396,56	8,52	6,02	2,07	10,93	72,67	105,83
ESCELSA	ES	212,49	10,67	6,93	1,15	4,76	63,06	55,29
LIGHT	RJ	569,93	11,06	6,74	3,52	18,29	56,20	57,59
RGE	RS	155,40	15,42	9,67	1,19	6,83	65,97	83,98

Inicialmente foram calculadas as eficiências das DMUs no software SIAD (Angulo Meza et al, 2005) com base no modelo BCC orientação a *input*. Entretanto, com relação à abordagem ADD, a utilização do SIAD não pôde ser realizada. Isto porque o SIAD considera valores negativos nas variáveis como sendo “zeros”, o que refletiria em um resultado do problema DEA anulando a participação dos *outputs* indesejáveis DEC e FEC. Desta forma, para a abordagem ADD foi necessário recorrer à estruturação dos PPLs (problema de programação linear) através do software Lindo.

Tendo em vista que o modelo DEA BCC com orientação a *input* é invariante à translação de seus *outputs*, assim como o modelo DEA BCC com orientação a *output* é invariante à translação de seus *inputs*, e que o modelo utilizado no Estudo de Caso é orientado a *input* e que as variáveis a sofrerem a translação são *outputs*, os resultados das eficiências obtidas com base nas abordagens ADD e TR β deverão ser idênticos para a fronteira padrão de DEA. (Cooper et al, 2007)

A Tabela 2 apresenta o cálculo de eficiência das DMUs analisadas. Observa-se que as eficiências calculadas com base nas abordagens ADD e TR β são as mesmas, tendo em vista que, conforme dito anteriormente, o modelo DEA BCC é invariante à translação.

Tabela 2 – Eficiência Padrão para DEA BCC, orientação a Input

DMUs	INP	ADD	MLT	TR β
ELETROPAULO, AES SUL, CEMAR, CEMIG, COELBA, COELCE, CPFL PAULISTA, CPFL PIRATININGA, ELEKTRO, RGE	1,000	1,000	1,000	1,000
AMPLA	0,637	0,571	0,550	0,571
BANDEIRANTE	0,858	0,732	0,714	0,732
CEEE	0,568	0,550	0,550	0,550
CELESC	0,585	0,511	0,511	0,511
CELG	0,592	0,588	0,588	0,588
CELPA	0,559	0,559	0,559	0,559
CELPE	0,867	0,849	0,838	0,849
COPEL	0,953	0,943	0,934	0,943
ESCELSA	0,942	0,892	0,817	0,892
LIGHT	0,850	0,773	0,773	0,773

Das vinte DMUs analisadas, foi encontrado o mesmo conjunto de dez DMUs eficientes para as abordagens INP, MLT, TR β e ADD, sendo estas: Eletro Paulo, AES Sul, Cemar, Cemig, Coelba, Coelce, CPFL Paulista, CPDL Piratininga, Elektro e RGE. Tal resultado está de acordo com o teorema de Scheel (2001), no qual é dito que o conjunto de DMUs eficientes em um problema DEA é o mesmo para as abordagens de tratamento de *outputs* indesejáveis ADD, TR β e INP. Este teorema diz que a abordagem MLT apresenta um conjunto de DMUs eficientes que é

igual ou está contido no conjunto de DMUs eficientes das outras três abordagens, por ser um método mais restritivo. Logo, o fato de as DMUs eficientes serem exatamente as mesmas para as quatro abordagens utilizadas confirmam os dados teóricos apresentados por Scheel (2001).

Tendo em vista que o grupo avaliado consiste em vinte DMUs, a identificação de dez DMUs eficientes é um percentual muito alto, surgindo a necessidade de aplicar algum método e ou ferramenta capaz de aumentar a discriminação das DMUs eficientes no conjunto encontrado.

Angulo Meza, Estellita Lins (2002) apontam algumas desvantagens dos métodos de aumento de discriminação de DMUs eficientes que incorporam a informação a priori do decisor, dentre as quais: (i) os julgamentos de valor ou uma informação a priori podem ser errados ou tendenciosos, ou as idéias podem não ser compatíveis com a realidade e (ii) pode haver uma falta de consenso entre os especialistas e decisores, e isso pode retardar ou prejudicar a análise realizada.

De posse desta informação, optou-se por aplicar um método de discriminação de DMUs que não incorporasse a informação dos decisores a priori. Foram levantados neste artigo três métodos que cumprem esta condição, sendo eles a Supereficiência, a Fronteira Invertida e a Avaliação Cruzada. A utilização da Avaliação Cruzada não é aplicável a modelos DEA BCC. Entre a Superficiência e a Fronteira Invertida, optou-se pela aplicação do último método, já que o mesmo realiza uma avaliação pessimista das DMUs analisadas, sendo os resultados da Fronteira Invertida utilizados para cálculo da eficiência composta normalizada proposta por Leta et al (2005). Cabe ressaltar que a Fronteira Invertida pode eliminar a especialização das DMUs, isto é, quando uma DMU possui um ótimo desempenho em uma variável ela pode ser prejudicada com a aplicação da Fronteira Invertida, pois o problema será visto e avaliado sob uma ótica oposta da fronteira clássica de DEA

Como resultado da aplicação da Fronteira Invertida, seguida do cálculo da eficiência composta normalizada, para as quatro abordagens realizadas, somente uma única DMU foi considerada eficiente, a Coelba, conforme exposto na Tabela 3.

Tabela 3 – Eficiência Composta Normalizada para DEA BCC, orientação a Input

Nome	INP	ADD	MLT	TRβ
ELETROPAULO	0,649	0,642	0,642	0,642
AES SUL	0,649	0,642	0,642	0,642
AMPLA	0,413	0,367	0,353	0,367
BANDEIRANTE	0,557	0,470	0,459	0,470
CEEE	0,369	0,354	0,353	0,354
CELESC	0,380	0,328	0,328	0,328
CELG	0,384	0,378	0,378	0,378
CELPA	0,362	0,359	0,359	0,359
CELPE	0,842	0,829	0,819	0,829
CEMAR	0,649	0,642	0,642	0,642
CEMIG	0,649	0,642	0,642	0,642
COELBA	1,000	1,000	1,000	1,000
COELCE	0,840	0,832	0,832	0,832
COPEL	0,697	0,690	0,646	0,690
CPFL PAULISTA	0,903	0,896	0,896	0,896
CPFL PIRATININGA	0,649	0,642	0,642	0,642
ELEKTRO	0,843	0,835	0,835	0,835
ESCELSA	0,611	0,573	0,525	0,573
LIGHT	0,598	0,543	0,543	0,543
RGE	0,824	0,839	0,826	0,839

Observa-se que nove DMUs consideradas eficientes no problema original se tornaram não eficientes após a aplicação da Fronteira Invertida, representando um alto nível de

discriminação das DMUs eficientes do problema original. Todas as quatro modelagens realizadas apontaram a mesma DMU eficiente, comprovando novamente os dados teóricos do teorema de Scheel (2001).

A Coelba, única DMU eficiente na Tabela 3, possui mais de quatro milhões de clientes atendidos, sendo que seus indicadores DEC e FEC não são os melhores do conjunto analisados, porém estão abaixo da média dos valores considerados na análise. O OPEX da distribuidora é bem inferior ao OPEX das outras distribuidoras que atendem mais de três milhões de clientes. Porém, se compararmos o OPEX com a energia distribuída, a Coelba teria um OPEX próximo das outras empresas que distribuem um volume de energia próximo ao da empresa. A empresa foi muito bem avaliada pelos seus clientes através do índice IASC, possuindo a terceira melhor avaliação dentro do conjunto de DMUs analisadas. A empresa possui uma grande extensão de rede, e um OPEX bem abaixo das empresas que possuem uma extensão de rede próxima a da Coelba. Cabe ressaltar que o cálculo da eficiência composta é realizado com base na média da fronteira clássica de DEA e a fronteira invertida, que representa uma avaliação pessimista das DMUs. Ou seja, a Coelba se destaca como DMU eficiente pois possui bons resultados nas variáveis que se destaca, porém também não apresenta tão maus resultados nas variáveis em que não se destaca, obtendo desta forma um bom desempenho na eficiência composta.

8. Conclusões

O artigo considera como a abordagem mais recomendada para o tratamento de outputs indesejáveis a abordagem de MLT pois é um método mais restritivo, segundo Scheel (2001). Entretanto, o decisor deve estar atento às casas decimais a serem consideradas.

A abordagem de INP é a mais intuitiva, pois nos modelos clássicos de DEA os *inputs* devem ser minimizados e os *outputs* maximizados. Logo, se um *output* possui o comportamento de ser minimizado, o mesmo deveria fazer parte do grupo de *inputs* do problema. Embora mais simples, ela fornece o mesmo conjunto de DMUs eficientes do que as abordagens ADD e TR β , conforme teorema de Scheel (2001).

A abordagem de ADD a princípio é a menos intuitiva. O Estudo de Caso não pôde utilizar o SIAD por questões de limitações numéricas e com isto a modelagem de DEA foi realizada no Lindo.

A abordagem TR β , respeitando a propriedade de invariância do modelo DEA BCC, é similar à abordagem ADD, e isto foi comprovado no Estudo de Caso. O presente artigo prefere a utilização da abordagem TR β à utilização da abordagem ADD, tendo em vista que, pelo conceito básico do modelo DEA, todos os valores de inputs, outputs e pesos devem ser positivos. (Figueiredo, 2005). Entretanto, é necessário que o decisor se certifique se o modelo estudado é invariante à translação antes de recorrer à abordagem TR β . Para maiores informações, recomenda-se a leitura de Cooper et al (2007).

O fato do problema DEA original ter apresentado como resultado dez DMUs eficientes que, após a utilização da Fronteira Invertida e cálculo da eficiência composta normalizada, sofreram um alto nível de discriminação, se tornando não eficientes, demonstra que DEA é um método benevolente, isto é, atribui pesos maiores às variáveis nas quais a DMU em questão possui melhor performance. Neste sentido, a aplicação da Fronteira Invertida para cálculo da eficiência composta foi muito útil, tornando os resultados finais apresentados mais “protegidos” da benevolência típica de DEA. Porém, um ponto negativo da utilização da Fronteira Invertida e do cálculo da eficiência composta foi a impossibilidade de apresentar os conjuntos de benchmarks das DMUs analisadas com base nos valores encontrados pela eficiência composta.

Deve-se destacar que a empresa Coelba é a única DMU eficiente considerando o conjunto das vinte DMUs, o modelo DEA BCC orientado a *input* e as variáveis escolhidas neste estudo, além da decisão pela utilização da Fronteira Invertida e cálculo da eficiência composta conforme proposto por Leta et al (2005). Caso houvesse quaisquer alterações nestas premissas, não seria possível afirmar que a Coelba permaneceria como empresa eficiente.

9. Referências

- ABRADEE.** Associação Brasileira das Distribuidoras de Energia Elétrica. Disponível em: <www.abradee.com.br>
- ANEEL.** Audiência Pública 040/2010 – Disponível em: <www.aneel.gov.br>
- Angulo Meza, L., Estellita Lins, M.P.** (2002) Review of Methods for Increasing Discrimination in Data Envelopment Analysis. *Annals of Operations Research*, 116, 225-242.
- Angulo Meza, L., Biondi Neto, L., Soares de Mello, J.C.C.B., Gomes, E.G.** (2005) ISYDS - Integrated System for Decision Support (SIAD - Sistema Integrado de Apoio a Decisao): A Software Package for Data Envelopment Analysis Model. *Pesquisa Operacional*, 25, 3, 493-503.
- Angulo Meza, L., Soares de Mello, J.C.C.B., Gomes, E.G., Fernandes, A.J.S.** (2007) Seleção de Variáveis em DEA aplicada a uma análise do mercado de energia elétrica. *Investigação Operacional*, 27; 21-36.
- Banker, R. D., Charnes, A. E Cooper, W. W.** (1984). Some models for estimating technical scale inefficiencies in data envelopment analysis. *Management Science*, 30(9), 1078- 1092.
- Charnes, A., Cooper, W. W., Rhodes, E.** (1978) Measuring the efficiency of decisionmaking units. *European Journal of Operational Research*, 2, 429-444.
- Cooper, W.W.; Seiford, L.M.; Tone, K.** Data Envelopment Analysis: A Comprehensive Text with Models, Applications, References and DEA-Solver Software. Second Edition. 2007.
- Entani, T.; Maea, Y.; Tanaka, H.** (2002) Dual Models of Interval DEA and its extensions to interval data. *European Journal of Operational Research*, 136, 32-45.
- Figueiredo, D.S.** (2005) Índice híbrido de eficácia e eficiência para loja de varejo. Tese Mestrado em Engenharia de Produção, Universidade Federal Fluminense.
- Galvão, P.J.L.N.** (2008) Análise Envoltória de Dados Aplicada ao Setor Brasileiro de Distribuição de Energia Elétrica. Dissertação de Mestrado Profissionalizante em Administração. Faculdade de Economia e Finanças IBMEC. Programa de Pós-Graduação e Pesquisa em Administração e Economia.
- Gomes, E.G.** (2003) Modelos de Análise de Envoltória de Dados com Ganhos de Soma Zero. Tese (Doutorado em Engenharia de Produção). COPPE – Universidade Federal do Rio de Janeiro. Rio de Janeiro.
- Halme, M.; Joro, T; Korhonen, P; . Salo, S; Wallenius, J.** (2000) Value efficiency analysis for incorporating preference information in DEA, *Management Science*, 45, 103–115.
- Koopmans, T.C.** (1951) Analysis of production as an efficient combination of activities. *Activity Analysis of Production and Allocation*, Cowles Commission, Wiley, New York, 33 – 97.
- Leta, F.R.; Soares de Mello, J.C.C.B.; Gomes, E.G.; Angulo Meza, L.** (2005) Métodos de melhora de ordenação em DEA aplicados à avaliação estática de tornos mecânicos. *Investigação Operacional*, v. 25.
- Lins, M.P.E.; Novaes, L.F.L.; Legey, L.F.L.** (2005) Real estate value assessment: a double perspective data envelopment analysis. *Annals of Operations Research*.
- Pessanha, J., Souza, R., Laurencel, L.** (2004) Usando DEA na Avaliação da Eficiência Operacional das Distribuidoras do Setor Elétrico Brasileiro.
- Resende, M.** (2002) Relative efficiency measurement and prospects for yardstick competition in Brazilian electricity distribution. *Energy Policy* 30, 637–647.
- Scheel, H.** (2001) Undesirable *outputs* in efficiency valuation. *European Journal of Operational Research*, 132, 400 – 410.
- Soares de Mello, J. C. C. B.; Angulo Meza, L; Gomes, E.; Serapião B.; Estellita Lins, M.P.** (2003) Análise de Envoltória de dados no estudo da eficiência e dos benchmarks para companhias aéreas brasileiras. *Pesquisa Operacional*, 23, 325-345.
- Soares de Mello, J.C.C.B., Angulo Meza, L., Gomes, E., Neto, L.** (2005) Curso de Análise de Envoltória de Dados. XXXVII. Congresso Brasileiro de Pesquisa Operacional.
- Yamada, Y.; Matui, T.; Sugiyama, M.** (1994) New analysis of efficiency based on DEA. *Journal of the Operations Research Society of Japan*, v. 37, n. 2, 158-167.
- Zhu, J.** (1996) Data Envelopment Analysis with Preference Structure. *Journal of the Operational Research Society*, 47, 136-150.